

基于优化面积光谱指数的玉米叶片叶绿素值估测

唐彧哲, 红梅, 郝嘉永, 王旭, 张贺景, 张炜健, 李斐*

内蒙古农业大学草原与资源环境学院, 内蒙古自治区土壤质量与养分资源重点实验室, 内蒙古呼和浩特 010018

摘要 综合使用光谱技术对作物养分进行实时、有效诊断, 有助于作物的精准管理、保障产量和减少环境污染, 提高肥料利用率, 并且为定量估测作物生化组分状况提供了一种新的途径。光谱指数是进行作物叶片叶绿素实时估测的重要指标, 然而由于受到环境条件及内在生化成分的影响, 估测结果不尽满意。为了进一步提高光谱指数在估测作物叶片叶绿素含量时的抗干扰能力和敏感性, 于2020年在内蒙古玉米种植典型区域进行不同氮梯度的田间试验, 在玉米的四个关键生育时期获取叶片的光谱反射率和叶绿素值, 通过建立基于面积的光谱指数和叶片叶绿素值的关系模型并进行光谱指数的优化及评价。结果表明, 生育时期对面积光谱指数与叶片叶绿素值的关系有显著影响。前人研究的基于面积的光谱指数在玉米苗期时对于叶片叶绿素含量的估测效果较差, 而对抽雄期叶片叶绿素含量的估测效果最佳。基于优化算法构建的面积光谱指数显著提高了光谱指数对叶片叶绿素含量估测的准确度和稳定性, 基于优化算法的优化三角形植被指数(OTVI)、优化叶绿素吸收积分指数(OCAI)和优化双峰面积归一化差值指数(ONDDA)在不同生育时期上比前人研究的面积光谱指数具有更强的叶绿素含量估测能力, 估测模型的决定系数 R^2 在0.94~0.99之间。与优化三角形植被指数(OTVI)和优化叶绿素吸收积分指数(OCAI)相比优化双峰面积归一化差值指数(ONDDA)在估测春玉米不同生育时期叶片叶绿素含量方面更为稳定, 预测模型验证结果的决定系数 R^2 为0.94, 并且验证误差最小, RMSE和NRMSE%分别为2.29%, 3.94%, 模型估测值与实测值的验证斜率为0.996, 接近1。综上所述, ONDDA是一个实用且适合于估测不同生育时期叶片叶绿素含量的面积光谱指数。

关键词 玉米叶片; 叶绿素含量; 面积光谱指数

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)03-0924-09

引言

叶绿素是植物体将光能转化为化学能的主要色素, 是植物光合作用的驱动力, 叶片叶绿素含量作为评价光合作用、植物生产力、环境和养分胁迫的重要指标, 影响着全球粮食生产。叶片叶绿素含量和氮含量之间有着显著的正相关关系, 常被用于诊断叶片氮的营养和生长状况^[1]。因此, 准确估测叶片叶绿素含量对于监测整体作物健康和推荐氮素肥料的施用具有重要意义。随着农业遥感技术的不断发展, 基于叶片反射的高光谱遥感被越来越多的用于估测叶绿素含量, 并且根据叶绿素强烈吸收蓝光和红光特性发展了许多高光谱指数^[2], 其中以红光吸收面积特性而构建的面积光谱指数对叶绿素含量较为敏感^[3]。

不同的面积光谱指数算法影响着指数对叶绿素含量的估测能力; 基于三角形面积算法的三角形植被指数(TVI)虽然准确的估测了冠层叶绿素含量, 但是在叶绿素含量高时出现饱和现象, 灵敏度大大降低。随着修正三角形植被指数(MTVI1、MTVI2)的提出, 解决了高叶绿素含量条件下的饱和现象并广泛应用于大豆、玉米和小麦等作物。基于叶绿素吸收面积算法最早是由Kim等通过构建叶绿素吸收比值指数(CARI)而提出的。之后, 为了消除大气背景和阳光散射对冠层光谱反射率的影响, 对CARI指数进行不断的修正和改进, 进一步提出了修正和转化叶绿素吸收比值指数用于反演冠层叶面积指数, 在此基础上又构建了许多叶绿素吸收面积指数并用于估测冬小麦和夏玉米的叶片氮含量和叶片叶绿素含量^[4-7]。基于波形变换面积算法的提出是为了提高光谱指数的抗干扰能力。Malenovsk等通过将原始光谱进行连续统

收稿日期: 2021-02-28, 修订日期: 2021-05-14

基金项目: 国家“十三五”重点研发计划项目(2018YFD0800805), 鄂尔多斯市现代农业节水和水肥精准调控利用技术与示范项目(KJXM-EEDS-2020010-02), 第十批内蒙古自治区草原英才培养类个人项目(CYYC10043)资助

作者简介: 唐彧哲, 1997年生, 内蒙古农业大学草原与资源环境学院硕士研究生 e-mail: tangyuzhe9702@163.com

* 通讯作者 e-mail: Lifei@imau.edu.cn

去除构建了曲线下面积归一化形状指数，在估测森林冠层叶绿素含量时有效消除了土壤背景反射率和冠层散射的影响。Feng 等将原始光谱反射率进行一阶导数变换后构建的双峰面积差异指数(DIDA)、双峰面积比率指数(RIDA)以及双峰面积归一化差值指数(NDDA)准确的估测了冬小麦叶片氮浓度^[8]，并且发现一阶导数变换后的红边与叶片氮浓度高度相关，表明基于导数变换的面积光谱指数优于常规的面积光谱指数^[9-10]。

前人虽然已经提出了许多估算叶绿素含量的面积光谱指数，但一直没有达成共识，因为大多数的面积指数是通过固定波段而构建的并且仅适用于当时生态区域环境和气候条件下特定的作物品种，在不同地区、不同作物和不同生育时期上的普适性仍有待探究。为了提高光谱指数的普适性，Delegido 结合波段优化思想提出了归一化面积反射率曲线指数(NAOC)，在七种作物和不同裸土类型下与叶片叶绿素含量呈显著的线性关系，提高了面积光谱指数在不同作物类型下的普适性。Li 等将三角形植被指数(TVI)与优化算法相结合，提出的优化三角形植被指数(OTVI)，很好的估测了不同地区、品种和生育时期下的冬小麦植株吸氮量，证明了波段优化指数对不同生育时期和不同区域的重要性^[11]。

玉米作为重要的粮饲兼用型作物，叶片叶绿素含量的实时估测对于玉米全生育时期的管理具有重要意义。然而，在玉米不同生长发育时期叶片叶绿素含量存在明显的时空分布特点，在估测叶片叶绿素含量时必须考虑到生育时期对估测精度的影响。因此，本研究的目的是比较和优化不同算法的面积光谱指数，并检验它们在估测春玉米不同生育期和地点的叶片叶绿素含量中的稳定性。旨在开发一种利用高光谱遥感技术实时监测和诊断玉米叶片叶绿素含量的模型，并为发展监测玉米叶片叶绿素含量状况的遥感技术提供理论依据和技术支持。

1 实验部分

1.1 试验设计

于2020年共进行了3个玉米田间试验，包含不同地点、品种和氮肥施用量，试验设计如下：

试验1在巴彦淖尔市五原县进行，供试品种为新玉12，每个小区面积65 m²(长10 m，宽6.5 m)，设置四个重复，试验小区随机排列布置。共设7个氮素水平，总施氮量分别为0, 54, 126, 180, 234, 360和400 kg·N·ha⁻¹，在抽雄期(VT)进行追肥，基追比为3:7。

试验2在巴彦淖尔市乌拉特前旗进行，供试品种为先玉1225，小区面积为55 m²(长11 m，宽5 m)，设置四个重复，所有小区随机排列。共设6个氮处理，施氮量分别是0, 90, 180, 234, 306和400 kg·N·ha⁻¹，分别在拔节期(V6)、大喇叭口期(V12)、抽雄期(VT)进行追肥，基追比为3:3:3:1。

试验3在乌兰察布市察右前旗进行，供试品种为先玉1331，小区面积70 m²(长10 m，宽7 m)，设置四个重复，全部小区随机排列。共设4个氮处理，施氮量分别是0, 120, 150和220 kg·N·ha⁻¹。所有试验的磷钾肥作为底肥一次

性施入，在抽雄期(VT)进行追肥，基追比为3:7。

1.2 测定项目与方法

采样时期和位置：在玉米的拔节期(V6)、大喇叭口期(V12)、抽雄期(VT)和乳熟期(R3)进行叶片测定和取样，试验一分别在玉米的拔节期、大喇叭口期、抽雄期和乳熟期进行玉米叶片的样品采集；试验二分别在玉米的大喇叭口期、抽雄期和乳熟期进行样品采集；试验三仅在玉米的抽雄期进行玉米叶片的样品采集，在三个试验的叶片样品采集时，均先采集叶片光谱信息再测定叶片的SPAD值。

光谱数据的采集：玉米叶片光谱反射率数据是利用美国SPECTRAL EVOLUTION公司生产的PSR-3500全光谱手持式地物光谱仪获取，此仪器的光谱范围为350~2500 nm，输出间隔为1 nm。每个小区选取代表性植株三株；使用主动光源手柄叶片夹夹取叶片的中间部位，并且保证避开叶脉区域，同时叶片保持水平并垂直于叶片夹，采集叶片光谱反射率数据，并存储在配套的掌上电脑(PDA)中。

SPAD值的测定：在玉米叶片光谱数据采集后，选取采集光谱数据叶片的四个点位(上部点位一个；中部点位两个；下部点位一个)进行测定，测定时避开叶片叶脉部位。取平均值作为该叶片的SPAD值，将每层所有叶片SPAD值的平均值作为该层的SPAD值。测定仪器采用日本美能达公司生产的SPAD-502。

光谱指数的计算：比较了目前国内外已经发表的几乎所有基于面积的高光谱指数，就其计算的方法共分为三种类型。表1列出了三种类型的面积指数算法及其出处，通过计算这些指数与田间测定的叶片叶绿素含量的关系，从而确定估测能力最佳的算法和指数。

1.3 数据处理

采用Excel 2019和MATLAB 14.0(The MathWorks, Inc., Natick, MA)软件进行基于面积的高光谱指数的计算和优化，使用SigmaPlot 12.5和MATLAB软件进行制图。利用采集的光谱反射率数据计算已发表光谱指数，并将所获得的数据75%用于模型的建立，25%用于模型的验证。使用决定系数(R²)、均方根误差(RMSE)和归一化均方根误差(NRMSE, %)比较预测能力的差异和模型的稳定性。R²越大，RMSE和NRMSE%越小，表明模型估测叶片叶绿素含量的精度和准确性越高。

1.4 光谱指数的优化

从表1所包含的三类面积光谱指数中各筛选出一个面积指数进行优化。首先，在三角形面积指数中，在参考Li等^[11]的基础上对TVI指数进行了波段优化，将红光反射率(R₆₇₀)和近红外反射率(R₇₅₀)设定在680~800 nm之间从而选择最佳的波段组合，进而构建了优化三角形面积指数(OTVI)。其次，优化了CAI指数，将积分上、下限设定在650~800 nm之间，通过计算任意两波段包络线下的积分面积和反射率下的面积从而构建了优化叶绿素吸收积分指数(OCAI)。最后，对NDDA指数进行了优化，在一阶导数反射率675~750 nm之间的任意位置进行分割，计算左边面积减去右边面积与总面积的比值，构建了优化双峰面积归一化差值指数(ONDDA)。

表 1 光谱指数
Table 1 Spectral indices

光谱指数	算法	参考文献
三角形面积指数		
Triangular greenness index (TGI)	$-0.5[(670-480)(R_{670}-R_{550})-(670-550)(R_{670}-R_{480})]$	Hunt et al. (2013)
Triangular chlorophyll index (TCI)	$1.2(R_{700}-R_{550})-1.5(R_{670}-R_{550})(R_{700}/R_{670})^{0.5}$	Haboudane et al. (2008)
Triangle vegetation index (TVI)	$0.5 \times [120 \times (R_{750}-R_{550})-200 \times (R_{670}-R_{550})]$	Broge and Leblanc (2000)
Modified triangular vegetation index 1 (MTVI1)	$1.2 \times [1.2 \times (R_{800}-R_{550})-200 \times (R_{670}-R_{550})]$	Haboudane et al. (2004)
Modified triangular vegetation index 2 (MTVI2)	$\frac{1.5 \times [1.2 \times (R_{800}-R_{550})-2.5 \times (R_{670}-R_{550})]}{\sqrt{(2 \times R_{800}+1)^2-(6 \times R_{800}-5 \times \sqrt{R_{670}})-0.5}}$	Haboudane et al. (2004)
Optimized triangle vegetation index(OTVI)	$0.5 \times [(\lambda_2-550) \times (R_{\lambda_1}-R_{\lambda_2})-(R_{\lambda_2}-R_{550}) \times (\lambda_1-\lambda_2)]^{[1]}$	Li et al. (2013)
叶绿素吸收面积指数		
Chlorophyll absorption ratio index (CARI)	$[R_{700} \times \text{abs}(a \times 670 + R_{670} + b)]/R_{670} \times (a^2+1)^{0.5[2]}$	Kim et al. (1994)
Modified chlorophyll absorption reflectance index (MCARI)	$[(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})](R_{700}/R_{670})$	Daughtry et al. (2000)
Modified chlorophyll absorption reflectance index 1 (MCARI1)	$1.2 \times [2.5 \times (R_{800}-R_{670})-1.3 \times (R_{800}-R_{550})]$	Haboudane et al. (2004)
Modified chlorophyll absorption reflectance index 2 (MCARI2)	$\frac{1.2 \times [2.5 \times (R_{800}-R_{670})-1.3 \times (R_{800}-R_{550})]}{\sqrt{(2 \times R_{800}+1)^2-(6 \times R_{800}-5 \times \sqrt{R_{670}})-0.5}}$	Haboudane et al. (2004)
MCARI (705, 750)	$[(R_{750}-R_{705})-0.2(R_{750}-R_{550})](R_{750}/R_{705})$	Wu et al. (2008)
Transformed chlorophyll absorption reflectance index (TCARI)	$3 \times [(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})](R_{700}/R_{670})]$	Haboudane et al. (2002)
TCARI (750, 705)	$3 \times [(R_{750}-R_{705})-0.2(R_{750}-R_{550})](R_{750}/R_{705})]$	Wu et al. (2008)
Red-edge absorption chlorophyll area(RECA)	$\int_{680}^{780} \frac{R}{R_{780}}$	Ren et al. (2011)
Red-edge absorption valley area (REA)	$1/2 \times (R_{680+\Delta\lambda} - R_{680}) \times \Delta\lambda^{[3]}$	Guo et al. (2017)
Optimized red-edge absorption valley area (OREA)	$15 \times (3 \times R_{760} - R_{550}) - 20 \times (R_{680} + 2R_{720})$	Wen et al. (2020)
Normalized area over reflectance curve (NAOC)	$1 - \frac{\int_a^b \rho d\lambda}{\rho_{\max}(b-a)}^{[4]}$	Delegido et al. (2010)
Chlorophyll absorption integral (CAI)	$\int_{600}^{735} \frac{R_{si}}{R_{ei}}^{[5]}$	N. Oppelt et al. (2007)
Optimized Chlorophyll absorption integral (OCAI)	$\int_E^F \frac{R_{si}}{R_{ei}}^{[6]}$	This study
波形变换指数		
Area under curve Normamised to Maximal Band(ANMB)	$AUC_{500-800}/MBD_{500-800}$	Malenovsky et al. (2006)
Double-peak canopy nitrogen index (DCNI)	$(R_{720}-R_{700})/(R_{700}-R_{670})/(R_{720}-R_{670}+0.03)$	Chen et al. (2010)
Optimized double-peak canopy nitrogen index (ODCNI)	$(R_{720}-R_{700})/(R_{700}-R_{670})/(R_{720}-R_{670}+n); n=[-1:1]$	This study
Difference index of the double-peak areas(DIDA)	$(R_{755}+R_{680}-3 \times R_{718})/(R_{755}-R_{680})$	Feng et al. (2014)
Ratio index of the double-peak areas(RIDA)	$\frac{RSDR}{LSDR}$	Feng et al. (2014)
Double-peak areas based on REP division(NDDA)	$(R_{755}+R_{680}-2 \times R_{REP_{16}})/(R_{755}-R_{680})$	Feng et al. (2014)
Optimized double-peak areas based on REP division(ONDDA)	$(\int_{D_{675}}^{D_{720}} - \int_{D_{721}}^{D_{750}}) / \int_{D_{675}}^{D_{750}}$	This study

Note: [1] λ_1 and λ_2 stand for the wavelengths in the range of 670~810 nm and R_{λ_1} and R_{λ_2} stand for the reflectances of wavelength λ_1 and λ_2 ; [2] $a=(R_{700}-R_{550}) \times 150$, $b=R_{550}-a \times 550$; [3] $\Delta\lambda=(320 \times D_{725}+150 \times D_{756}-140 \times D_{680})/(7 \times D_{700}+4 \times D_{725})$; [4] Where ρ is the reflectance, λ is the wavelength, ρ_{\max} is the maximum far-red reflectance, corresponding to reflectance at the wavelength "b", and "a" and "b" are the integration limits surrounding the chlorophyll well centered at 670 nm; [5] Where R_{si} =reflectance of the vegetation spectrum at band i (%), and R_{ei} =reflectance of the envelope at band i (%); [6] E =reflectance at 650~800 nm; F =reflectance at 650~800 nm.

2 结果与讨论

2.1 光谱指数与玉米叶片 SPAD 值的关系

玉米叶片的叶绿素含量随着生育时期的变化呈现为先增加后降低的趋势,这可能是因为幼叶时叶绿体发育不完

全,叶绿素含量较少导致的,当进入生育后期时,叶片进行充足的光合作用产生有机质,所以大量的叶绿素被合成,叶片的叶绿素含量也随之增加,到了生长后期,叶片开始衰老,叶绿素开始分解和转移,在新的叶片中合成,导致叶片叶绿素含量较低(图 1)。

由于叶绿素的光合作用造成红光吸收产生的波谷是绿色

植物的一个重要光谱特征，基于这个特征前人发展了许多基于面积的光谱指数进行植物叶绿素的估测。为了详细的研究红光吸收面积光谱指数对叶片叶绿素含量估测的影响，选取了近些年国内外发表的几乎所有的面积光谱指数进行建模来评价其估测能力。从整体上来看，所有的面积指数都与叶片叶绿素含量显著相关， R^2 的值在 0.63~0.96 之间变动，表明红边吸收峰面积对于叶片叶绿素含量是极其敏感的，且不同面积光谱指数对玉米叶片叶绿素含量的预测能力差异较大(表 2)。

玉米叶片叶绿素含量随着生育时期的推进呈现先增加后降低的趋势，不同基于面积的高光谱指数对不同生育时期叶片叶绿素含量的估测能力也有所不同。表 2 的结果表明，基于三角形面积的优化高光谱指数 OTVI 与玉米叶片叶绿素含量的相关性在不同生育时期的 R^2 在 0.85~0.95 之间变动，相关性显著高于同一面积算法下的其他光谱指数。叶绿素吸收面积算法下的优化面积光谱指数 NAOC, OREA 和 OCAI 在所有生育时期和所有试验下的相关性都高于其他光谱指数，且在抽雄(VT)时期对于叶片叶绿素含量的估测能力最优。这

一现象同样出现在波形变换算法下的优化面积光谱指数 ONDDA, 在所有优化面积光谱指数中 ONDDA 指数的估测能力最好。

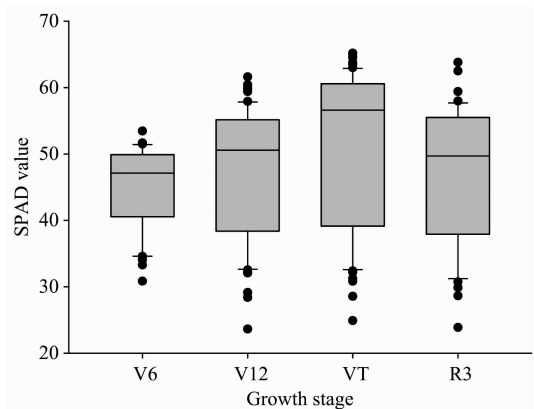


图 1 不同生育时期玉米叶片 SPAD 值描述
Fig. 1 Descriptive statistics of leaf SPAD values in different growth stages of maize

表 2 光谱指数与叶片叶绿素含量在不同生育时期线性相关的决定系数
Table 2 Coefficient of determination (R^2) of the linear relationships between leaf chlorophyll content and spectral indices in different growth stages

	EXP. 1					EXP. 2				EXP. 3	
	V6	V12	VT	R3	All	V12	VT	R3	All	VT	All
基于三角形面积的光谱指数											
TGI	0.83	0.90	0.95	0.95	0.92	0.95	0.93	0.95	0.94	0.95	0.94
TCI	0.81	0.87	0.91	0.92	0.88	0.95	0.90	0.92	0.91	0.89	0.89
TVI	0.35	0.62	0.86	0.74	0.59	0.59	0.56	0.74	0.61	0.83	0.60
MTVI1	0.37	0.65	0.85	0.75	0.62	0.61	0.55	0.78	0.63	0.84	0.63
MTVI2	0.65	0.91	0.94	0.94	0.85	0.88	0.92	0.93	0.91	0.93	0.87
OTVI	0.85	0.94	0.98	0.95	0.95	0.90	0.95	0.97	0.94	0.95	0.95
基于叶绿素吸收面积的光谱指数											
CARI	0.70	0.35	0.90	0.93	0.65	0.92	0.92	0.93	0.91	0.89	0.87
MCARI	0.80	0.87	0.87	0.89	0.85	0.94	0.88	0.91	0.90	0.86	0.87
MCARI1	0.57	0.66	0.85	0.75	0.62	0.61	0.55	0.79	0.63	0.84	0.63
MCARI2	0.65	0.91	0.94	0.95	0.85	0.88	0.92	0.93	0.91	0.93	0.87
MCARI(705, 750)	0.67	0.83	0.96	0.93	0.86	0.83	0.90	0.95	0.88	0.95	0.87
TCARI	0.80	0.87	0.94	0.94	0.90	0.95	0.92	0.94	0.93	0.92	0.92
TCARI(750, 705)	0.37	0.56	0.89	0.71	0.67	0.81	0.85	0.71	0.79	0.86	0.73
RECA	0.58	0.73	0.93	0.93	0.81	0.85	0.88	0.94	0.88	0.93	0.84
CAI	0.38	0.56	0.82	0.88	0.63	0.93	0.89	0.89	0.88	0.88	0.67
REA	0.76	0.88	0.95	0.92	0.89	0.86	0.92	0.90	0.89	0.93	0.89
NAOC	0.81	0.90	0.97	0.95	0.93	0.92	0.95	0.96	0.94	0.94	0.91
OREA	0.81	0.89	0.97	0.95	0.92	0.89	0.83	0.96	0.92	0.95	0.92
OCAI	0.82	0.91	0.96	0.95	0.92	0.94	0.95	0.96	0.94	0.95	0.93
基于波形变换的光谱指数											
ANMB	0.69	0.80	0.94	0.95	0.86	0.69	0.88	0.94	0.94	0.93	0.89
DCNI	0.64	0.75	0.93	0.91	0.83	0.86	0.93	0.80	0.85	0.92	0.84
DIDA	0.79	0.88	0.97	0.96	0.92	0.92	0.95	0.95	0.94	0.96	0.85
RIDA	0.80	0.87	0.96	0.93	0.89	0.87	0.93	0.88	0.89	0.97	0.93
NDDA	0.82	0.89	0.95	0.95	0.92	0.95	0.91	0.92	0.91	0.92	0.88
ODCNI	0.65	0.77	0.94	0.92	0.84	0.87	0.94	0.81	0.86	0.93	0.85
ONDDA	0.88	0.94	0.99	0.98	0.96	0.97	0.97	0.97	0.96	0.98	0.96

2.2 光谱指数波段优化及估测模型的构建

为了进一步提高面积光谱指数在 SPAD 值估测方面的稳定性, 将优化算法与传统面积光谱指数进行结合, 并对每一类面积指数进行波段优化. 图 2 表示 OCAI 指数的优化过程, 显示了叶片叶绿素含量与 OCAI 之间的决定系数等值线图, 在所有的等值线图中, 与叶绿素敏感的波段几乎相同, λ_1 和 λ_2 所表示的敏感波段主要分布在 710~750 和 690~710 nm, 与其他基于叶绿素吸收面积的光谱指数相比, OCAI 指数与叶片叶绿素含量的决定系数最高. 同样, OTVI 指数的

优化过程如图 3 所示, 在基于三角形面积的光谱指数中, OTVI 指数与叶片叶绿素含量的线性相关性最好(表 2). 图 4 显示了叶片叶绿素含量与 ONDDA 之间的决定系数等值线图, 在所有的数据集中 K 的位置几乎稳定在 718~725 nm 之间, 与其他基于波形变化的光谱指数相比, ONDDA 指数与叶片叶绿素含量的相关性最好. 这表明优化算法可以提高叶片叶绿素含量的估测精度, 并且进一步证实了优化算法在农学参数估算中的重要作用.

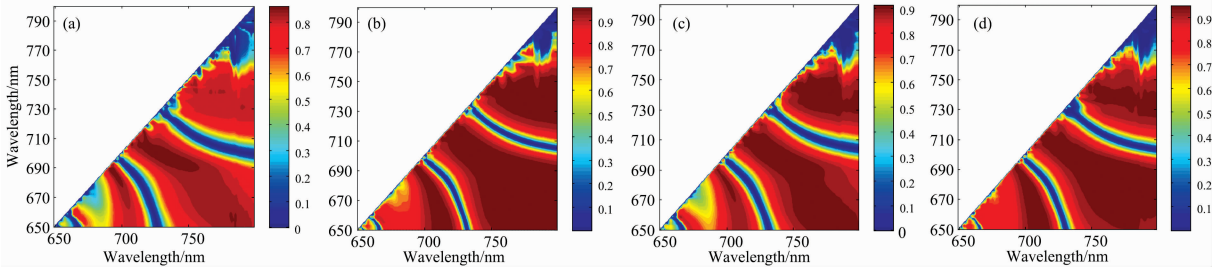


图 2 叶片叶绿素含量与 OCAI 指数之间线性拟合的决定系数 (R^2) 的等值线图

(a): V6 时期; (b): V12 时期; (c): VT 时期; (d): R3 时期

Fig. 2 Contour maps of the coefficient of determination (R^2) between leaf chlorophyll content and OCAI index

(a): V6 stage; (b): V12 stage; (c): VT stage; (d): R3 stage

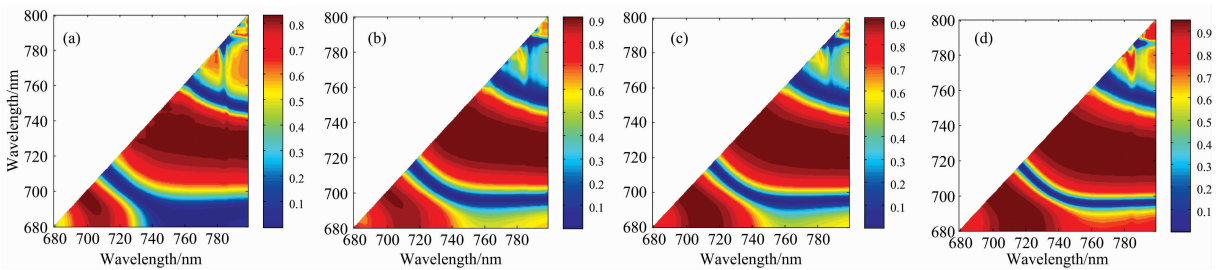


图 3 叶片叶绿素含量与 OTVI 指数之间线性拟合的决定系数 (R^2) 的等值线图

(a): V6 时期; (b): V12 时期; (c): VT 时期; (d): R3 时期

Fig. 3 Contour maps of the coefficient of determination (R^2) between leaf chlorophyll content and OTVI index

(a): V6 stage; (b): V12 stage; (c): VT stage; (d): R3 stage

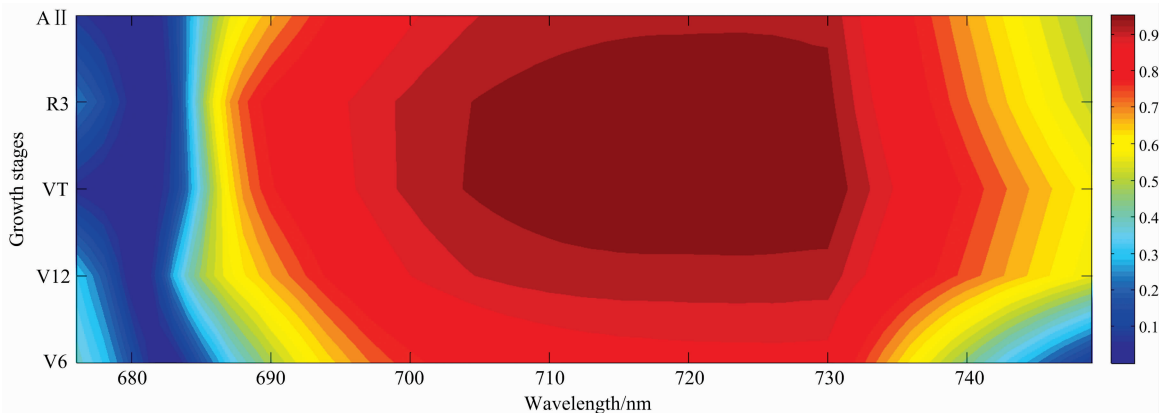


图 4 叶片叶绿素含量与 ONDDA 指数之间线性拟合的决定系数 (R^2) 的等值线图

Fig. 4 Contour maps of the coefficient of determination (R^2) between leaf chlorophyll content and ONDDA index

对所有已经发表的面积光谱指数进行了计算，为了进一步比较面积指数在估测玉米叶片叶绿素含量的性能，筛选出与叶片叶绿素含量相关性最好的前 6 名面积光谱指数(TGI, TCARI, OCAI, OTVI, ONDDA 和 ANMB)(表 2)进行模型的构建，并且在不同生育时期(图 5)分别进行模型的构建。结果表明，在前人研究的基于面积的光谱指数中三角形绿色光谱指数(TGI)具有最高的估测精度($R^2 = 0.93$)，但是在叶片 SPAD 值高于 50 时，在不同生育时期中出现不同程度的

饱和现象。然而基于优化算法的面积光谱指数(OCAI, OTVI 和 ONDDA)在不同生育时期的估测精度都要高于已经发表的面积光谱指数(图 5)。这些结果表明，相比于高光谱指数的选择，算法的优化和敏感波段的筛选显得尤为重要。综上所述，优化算法在一定程度上克服了生育时期对于估测精度的影响，进一步提高了优化面积光谱指数在 SPAD 值估测方面的普适性。

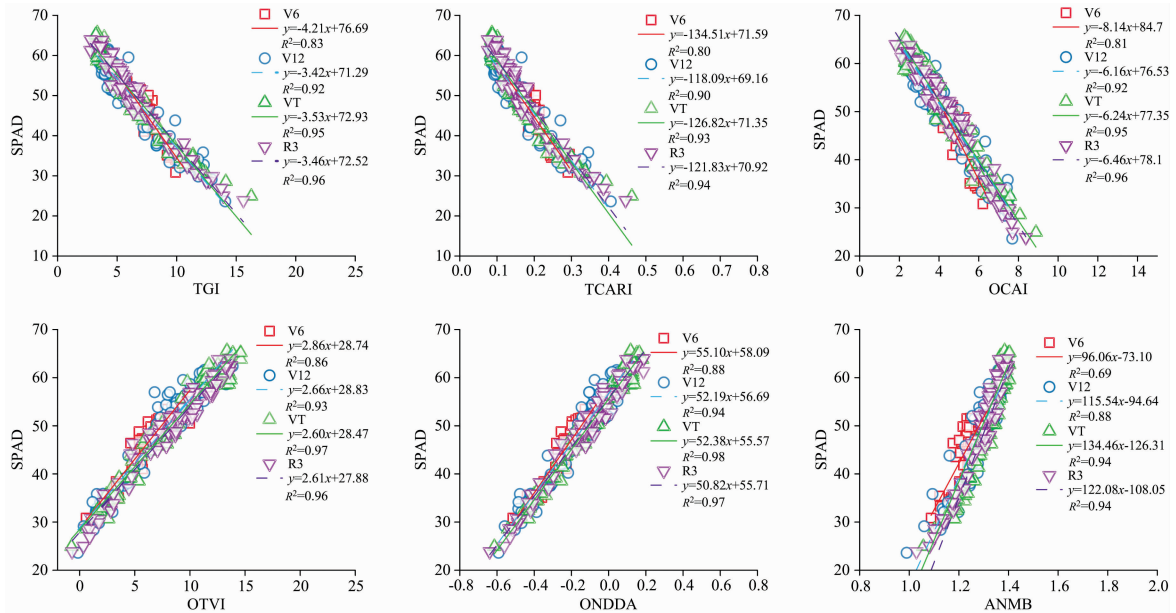


图 5 四个生育时期的叶片叶绿素含量与估测能力排名前 6 光谱指数的线性关系

Fig. 5 The linear relationship between leaf chlorophyll contents in four growth stages and the top 6 spectral indices of estimation ability

2.3 基于优化算法的面积光谱指数评价与验证

光谱指数对玉米叶绿素含量的预测是否稳定，需要进一步的验证。利用 25% 的数据作为验证集对基于优化面积光谱指数 OCAI, ONDDA, OTVI 以及表现较好的现存高光谱指数进行了验证(图 6)。在前人研究的面积指数中(表 3), TGI 指数具有最高的估测精度，估测模型的验证斜率为 0.92, R^2 为 0.93, 相比于 TCARI 和 ANMB 来说具有较小的 RMSE 和 NRMSE%, 分别为 2.54% 和 4.59%。相比于前人研究的面积光谱指数，基于优化面积算法的光谱指数(OTVI, OCAI 和 ONDDA)具有更高的估测精度，但是三者的 R^2 , RMSE 和 NRMSE% 没有显著差异，ONDDA 指数与叶片叶绿素含量估测模型的验证斜率为 0.996, 最接近 1, 并且具有最高的 R^2 为 0.943, 和最低的 RMSE 和 NRMSE%, 分别为 2.29% 和 3.94%。基于以上结果，ONDDA 似乎是预测玉米叶片叶绿素含量效果最好的面积光谱指数。

但仅仅通过 R^2 , RMSE, NRMSE% 和预测值与观测值之间的斜率来评价优化算法面积光谱指数所构建模型的稳定性是不全面的。因此，我们将三种优化面积光谱指数在不同数据集下的敏感波段列举出来(图 7)，可以看出 OTVI 和 OCAI 在不同数据下的敏感波段 λ_1 虽然稳定在红边位置， λ_2 稳定在红谷位置，但是变幅大、不稳定。敏感波段选择的

一致性表明，生育时期和层位对利用光谱指数估测叶片叶绿素含量有很大的影响，这一现象可能解释了前人研究的面积光谱指数在不同生育时期上对叶片叶绿素含量估测不一致的原因。相对于 OCAI 和 OTVI 来说，ONDDA 指数在不同的生育时期，敏感波段的位置稳定在 720 nm 左右。综上所述，ONDDA 指数是估测玉米叶片叶绿素值的最佳面积光谱指数。

叶片叶绿素含量作为最重要的植物生理参数之一，不仅为监测植物的生理状态提供了有价值的信息，也为监测植物的表型表现提供了有价值的信息，叶片叶绿素含量的准确估测是检测作物整体健康，管理施肥以及农业系统中其他投入的重要因素，通过定量分析玉米不同生育时期叶绿素含量与面积光谱指数的相关关系，可为作物养分胁迫状况诊断和精准施肥管理提供理论基础^[12-13]。在本研究中，用 Broge 等提出的 TVI 指数在不同生育时期下的估测精度不尽一致，在试验一 V6(拔节期)的估测能力较差 R^2 仅为 0.35, 在生育后期估测能力有所提高 R^2 达到 0.74(表 2), 在所有数据条件下 TVI 指数的估测精度仅为 0.6(表 2)。但是，将优化算法与 TVI 指数结合后构建的 OTVI 指数，不仅克服了生育时期对于叶绿素含量估测精度的影响，而且大大提高了叶片叶绿素含量的估测精度，在 V6(拔节期)时期 R^2 从 0.35 提高到

0.85, 而基于总体数据的估测 R^2 从 0.6 提高到了 0.95。这一现象同样出现在 CAI 指数和 OCAI 指数, OCAI 指数将 V6 (拔节期) 时期的估测精度提高了 0.44, 对于整体数据的估测精度提高了 0.26。虽然 ONDDA 指数相对于 NDDA 指数的

提高不太明显, 但是 ONDDA 指数在所有指数的表现中是最佳的。总体而言, 与已发表的面积光谱指数相比, 基于优化算法的面积光谱指数 (OTVI, OCAI, ONDDA) 成功的估测了不同生育时期的玉米叶片叶绿素含量。

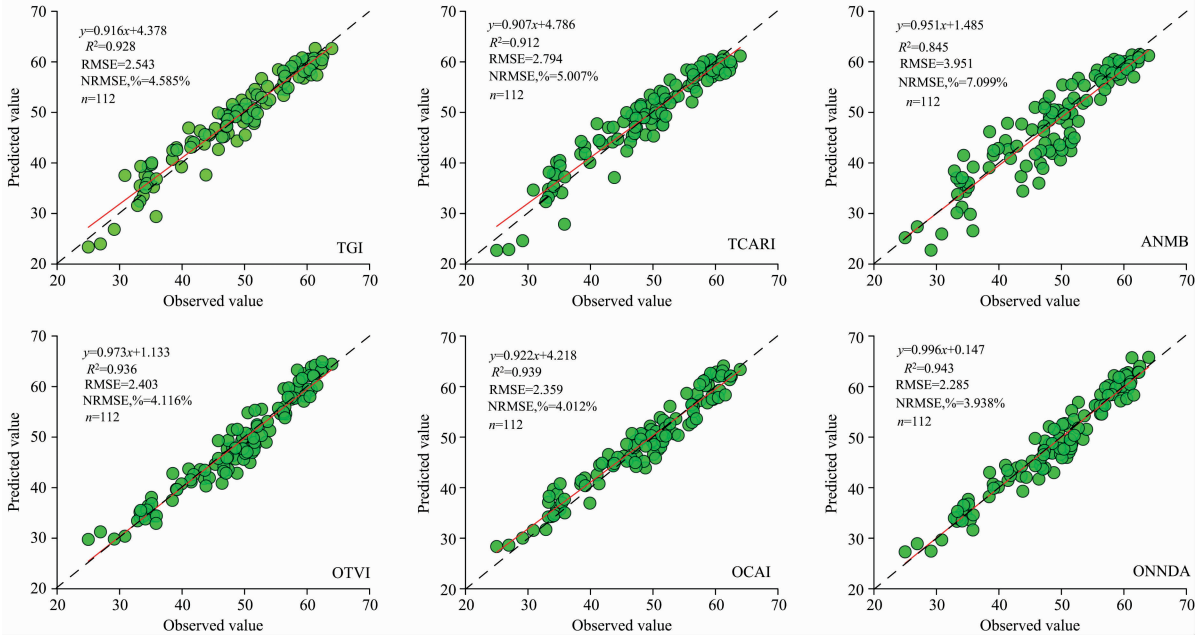


图 6 基于 6 个光谱指数玉米叶片叶绿素含量估测模型的验证

Fig. 6 Comparison between observed and predicted leaf chlorophyll contents based on six spectral indices

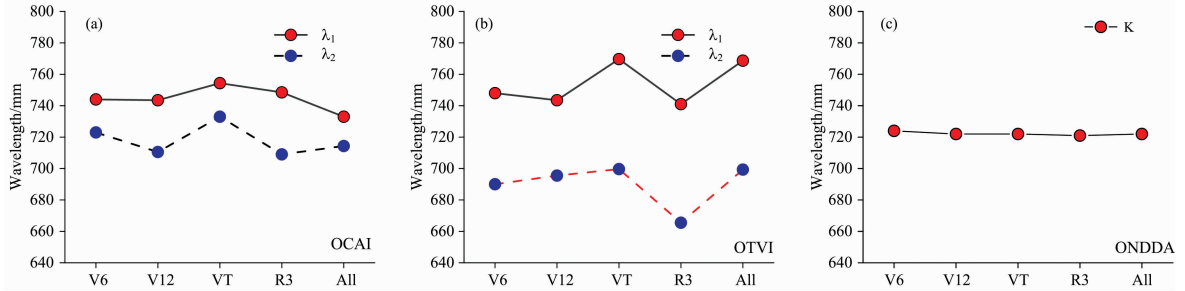


图 7 OTVI, OCAI, ONDDA 在不同生育时期下敏感波段的位置变化

Fig. 7 The sensitive bands of OCAI, OTVI and ONDDA at different growth stages

表 3 叶片叶绿素含量观测值与预测值之间的回归特征

Table 3 Characteristics of the regression between observed and estimated SPAD values

Spectral index	R^2	RMSE	NRMSE/%	Slope
TGI	0.928	2.543	4.585	0.917
TCARI	0.912	2.794	5.077	0.907
ANMB	0.845	3.951	7.099	0.951
OTVI	0.936	2.403	4.116	0.973
OCAI	0.939	2.359	4.012	0.922
ONDDA	0.943	2.285	3.938	0.996

虽然基于优化算法的面积光谱指数所构建的估测模型精度较高, 但是一个经验模型的构建必须通过验证才能证明其实用性和稳定性, 选取与玉米叶片叶绿素含量相关性前三的

光谱指数与其比较。虽然 OTVI 和 OCAI 指数的表现很好, 但是 ONDDA 指数的表现仍然是最佳的, 有着最低的 RMSE 和 NRMSE%, 分别为 2.29 和 3.94%, 并且通过 ONDDA 指数反演得到的预测值与实测值拟合方程的斜率最接近 1, 为 0.996(表 3, 图 6)。从拟合方程的结果来看, 三个优化面积光谱指数都可用于估测玉米叶片叶绿素含量, 但 OCAI 和 OTVI 指数其表现最好的波段组合因不同的生育时期而异(图 7)。这一结果证实了 OCAI 和 OTVI 指数在预测叶片叶绿素含量和敏感波段选择上的不一致性。这些不一致性表明, 植物和非植物因素, 如层位、地点和生育时期, 极大地影响了高光谱指数估测叶片叶绿素含量的性能^[14-15]。这一发现解释了前人研究的面积光谱指数在本研究不同数据集中表现较差的现象。与 OCAI 和 OTVI 指数相比, ONDDA 指数优化的波段组合更加稳定(图 7), 并且在所有数据集中,

ONDDA 指数比其他已发表的光谱指数与玉米叶片叶绿素含量的相关性最大。结果进一步证实敏感波段在叶片叶绿素含量估测中起重要作用。

基于面积的光谱指数构建的玉米叶片叶绿素含量估测模型来源于一个为期一年的田间试验数据,包括三个地点和三个品种下的玉米叶片数据。其实用性和稳定性仍然需要在多年、不同生态区和不同作物条件下进一步测试,以提高光谱技术在诊断植株叶片叶绿素含量时的能力。

3 结 论

不同面积算法的光谱指数显著影响叶绿素含量的估测精

度,而且光谱指数在估测玉米叶片叶绿素含量时受生育时期的影响较大。基于优化面积算法的光谱指数不仅有效的降低了生育时期对估测精度的影响,并且与前人研究的光谱指数相比估测精度有显著提升。综合评价结果证明,优化光谱指数 ONDDA 与叶片叶绿素含量的拟合效果最好, R^2 达 0.94,预测值和实测值的 RMSE 和 NRMSE% 最小,分别为 2.29 和 3.94%。

References

- [1] Sun J, Yang J, Shi S, et al. *Remote Sensing*, 2017, 9: 951.
- [2] Verrelst J, Malenovskiy Z, Van der Tol C, et al. *Surv. Geophys.*, 2019, 40: 589.
- [3] Houborg R, McCabe M F. *Remote Sensing*, 2018, 135: 173.
- [4] Li Dong, Cheng Tao, Zhou Ai, et al. *SPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 3: 117.
- [5] Guo B B, Qi S L, Heng Y R, et al. *European Journal of Agronomy*, 2017, 82: 113.
- [6] Wen P, Shi Z, Li A. et al. *Precision Agriculture*, 2021, 22(3): 984.
- [7] Liu Y, Cheng T, Zhu Y, et al. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS2016)*, 2016, 7362.
- [8] Feng Wei, Guo Binbin, Wang Zhijie, et al. *Field Crops Research*, 2014, 159: 43.
- [9] Houborg R, Fisher J B, Skidmore A K. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 43: 1.
- [10] JI Tong, WANG Bo, YANG Jun-yin, et al(纪 童, 王 波, 杨军银, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2020, 40(8): 2571.
- [11] Li Fei, Mistele Bodo, Hu Yuncai. et al. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 180: 44.
- [12] Kira Oz, Linker Raphael, Gitelson Anatoly. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 38: 251.
- [13] Hasituya, Li Fei, Elsayed Salah, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 173: 105403.
- [14] Cho E A, Lee J Y, Lee S G, et al. *The Journal of Animal & Plant Sciences*, 2016, 26(4): 963.
- [15] Friedman J M, Hunt E R, Mutters R G. *Agronomy Journal*, 2016, 108(2): 822.

Estimation of Chlorophyll Content in Maize Leaves Based on Optimized Area Spectral Index

TANG Yu-zhe, HONG Mei, HAO Jia-yong, WANG Xu, ZHANG He-jing, ZHANG Wei-jian, LI Fei*

College of Grassland, Resources and Environment, Inner Mongolia Agricultural University, Inner Mongolia Key Laboratory of Soil Quality and Nutrient Resources, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

Abstract Spectral index is an important means for real-time estimation of crop leaf chlorophyll. The comprehensive use of spectral technology for real-time and effective diagnosis of crop nutrients is conducive to accurate crop management, ensuring yield and reducing environmental pollution, improving fertilizer utilization, and providing a new way for quantitative estimation of crop biochemical components. However, the estimation results are not satisfactory due to the influence of environmental conditions and internal biochemical components. In order to further improve the anti-interference ability and sensitivity of spectral index in estimating chlorophyll content of crop leaves. In this study, field experiments with different nitrogen gradients were carried out in typical corn-growing areas of Inner Mongolia in 2020. The spectral reflectance and chlorophyll value of leaves were obtained at four key growth stages of corn. The relationship model between the spectral index and chlorophyll value of leaves was established based on area, and the spectral index was optimized and evaluated. It provides an important theoretical basis for the diagnosis of chlorophyll content in maize leaves and an accurate grasp of the nutritional status of crops in a larger

area in the future. The results showed that the growth period significantly affected the relationship between area spectral index and leaf chlorophyll value. The published area-based spectral index had a poor estimation effect on leaf chlorophyll content at the seedling stage, but had the best estimation effect on the tasseling stage. In this paper, the area spectral index based on the optimization algorithm significantly improves the accuracy and stability of spectral index in Estimating Leaf Chlorophyll content. The optimized triangle vegetation index (OTVI), optimized chlorophyll absorption integral index (OCAI) and optimized bimodal area normalized difference index (ONDDA) based on the optimization algorithm have stronger performance than the published area spectral index at different growth stages, the coefficient of determination R^2 is between 0.94 and 0.99. Compared with OTVI and OCAI, ONDDA is more stable in estimating the chlorophyll content of spring maize leaves at different growth stages. The coefficient of determination R^2 of prediction model validation results is 0.94, and the validation error is the smallest, RMSE and RE% are 2.29% and 3.94%, respectively. The validation slope of the model estimated value and the measured value is 0.996, the closest to 1. In conclusion, ONDDA is a practical and suitable area spectral index for estimating leaf chlorophyll content at different growth stages.

Keywords Corn leaf; Chlorophyll content; Area spectral index

(Received Feb. 28, 2021; accepted May 14, 2021)

* Corresponding author

敬告读者——《光谱学与光谱分析》已全文上网

从 2008 年第 7 期开始在《光谱学与光谱分析》网站(www.gpxygpfx.com)“在线期刊”栏内发布《光谱学与光谱分析》期刊全文,读者可方便地免费下载摘要和 PDF 全文,欢迎浏览、检索本刊当期的全部内容;并陆续刊出自 2004 年以后出版的各期摘要和 PDF 全文内容。2009 年起《光谱学与光谱分析》每期出版日期改为每月 1 日。

《光谱学与光谱分析》期刊社